

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ РЕАКТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ В МУЛЬТИАГЕНТНЫХ СИСТЕМАХ ОРГАНИЗАЦИОННОГО УПРАВЛЕНИЯ

В статье рассматриваются вопросы построения мультиагентных систем организационного управления, методологической основой которых является теория информационных объектов. Представлен авторский подход к определению реактивного поведения агентов на основании анализа текстов на естественном языке с использованием нечетких нейронных сетей.

Система организационного управления, мультиагентная система, нечеткая нейронная сеть.

Организационное управление – это процесс, направленный на достижение целей организации посредством упорядочения преобразований исходных субстанций или ресурсов (труда, материалов, денег, информации и т.п.) в требуемые результаты (изделия, услуги) [1].

Современная система организационного управления (СОУ) является сложной системой, включающей многосортные множества взаимосвязанных и взаимодействующих в пространстве и во времени элементов, формирующих её интегративные свойства и функционирующих совместно для достижения поставленных целей [2]. Взаимодействие между элементами осуществляется посредством информационного обмена, реализующего прямую и обратную связи при управлении организацией.

Процесс функционирования организационных систем связан с принятием управленческих решений, каждое из которых циклично и состоит из последовательного ряда процедур, которые начинаются с определения цели, и завершаются выполнением задач, порожденных этой целью. Реализация управленческого цикла в СОУ имеет ряд особенностей, основными из которых являются сложность идентификации информации для принятия решений, большое влияние человеческого фактора на процесс принятия решений и сложность определения критериев оценки для принятия решений.

Качество принимаемых в организационных системах решений можно существенно улучшить с использованием современных информационных технологий. С учетом специфики рассматриваемой предметной области, одной из возможных и наиболее адекватных парадигм к созданию автоматизированных информационных систем в СОУ является мультиагентный подход. Авторами статьи на протяжении ряда лет исследуются вопросы построения мультиагентных систем организационного управления (МАСОУ), методологическим базисом которых служит теория информационных объектов, представленная в трудах Швецова А.Н. и Яковлева С.А. В ее основу положена идея объектно-ориентированной декомпозиции предметной области объекта автоматизации и построение формальной аксиоматизируемой системы в логике первого порядка над идентифицированными информационными объектами (ИО) в целях определения поведения системы [3]. ИО определяются как:

$$O := \langle NO, \{A\}, \{O\}, BM \rangle,$$

где

NO – имя ИО;

$\{A\}$ – множество атрибутов ИО;

$\{O\}$ – множество объектов, вложенных в данный ИО;

BM – модель поведения ИО.

Атрибут ИО определяется как:

$$A = \langle NA, SA, VA \rangle,$$

где

NA – имя атрибута;

SA – множество, на котором определяется значение атрибута;

VA – значение атрибута в данный момент времени t .

Процесс принятия решения сотрудниками СОУ связан с анализом его информационной среды, состояние которой характеризует определенную значимую для него ситуацию (состояние объекта управления и окружающей среды) [4]. В соответствии с возникшей ситуацией, сотрудником принимается решение о совершении тех или иных действий, направленных на перевод объекта управления в желательное состояние.

При этом информационная среда представляется как определенным образом упорядоченная структура информационных объектов. Для каждого конкретного момента времени она зафиксирована и отображает некоторую изначально стабильную ситуацию (с точки зрения необходимости совершения действий), в которой находится система. С течением времени информационная среда под воздействием каких-либо внешних или внутренних факторов трансформируется (появляется новая ситуация), что может привести систему в нестабильное состояние (появляется необходимость в совершении системой действий).

Таким образом, для определения реактивного поведения системы необходимо отслеживать и анализировать места (координаты) трансформации информационной среды за определенный период времени. При этом необходимо иметь в виду следующие моменты:

- период времени, приводящий к потенциально нестабильной ситуации, может варьироваться;

- в системах организационного управления может существовать субъективный взгляд на определение потенциально нестабильной ситуации (т.е. в одном случае трансформация какой-то конкретной части информационной среды может быть воспринята системой как потенциально нестабильная, а в другом нет);

- может иметь место изменение целевых установок функционирования системы, что влечет за собой необходимость переоценки определенных ситуаций;

- система должна в пределах ограниченного временного промежутка реагировать на нестабильные ситуации, поскольку в противном случае совершаемые системой действия могут быть неактуальными и неадекватными.

Исходя из выше обозначенного, при непосредственной реализации реактивной модели поведения МАСОУ должны использоваться подходы, позволяющие обеспечить оперативность принятия решений в условиях необходимости анализа большого количества не всегда четко выраженных параметров и адаптацию системы к постоянно изменяющимся правилам идентификации ситуаций.

Значительную часть информационной среды составляют объекты информации, представленные с использованием текстов на естественном языке. В силу специфики данного вида информации, в нем достаточно сложно выделить информационные объекты, используемые для описания ситуаций, т.е. здесь мы сталкиваемся с проблемой семантического анализа, состоящей в сложности выявления свойств элементов текста для соотнесения синтаксических единиц с элементами онтологической модели, так как в большинстве случаев интересующие нас свойства не присутствуют в тексте эксплицитно.

Для выявления неявных элементов традиционно используются нечеткие множества и в частности нечеткие нейронные сети. Авторами статьи предлагается использовать для идентификации сценариев поведения МАСОУ нечеткие нейронные сети, построенные на основе архитектуры ANFIS – адаптивной системы нейро-нечеткого вывода (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) [5].

На вход системы подаются объекты информации в виде текстов на естественном языке. На выходе должна быть получена оценка необходимости выбора сценариев совершаемых агентами действий.

В соответствии с принятыми нами подходами, сценарии идентифицируются исходя из выявления некоторой ситуации. В онтологической модели ситуация представляется в виде набора определенным образом связанных информационных объектов. Исходя из этого, о возникновении конкретной ситуации с определенной степенью уверенности можно судить по наличию в анализируемой части информационной среды соответствующих информационных объектов:

$$uI(C) \leftarrow \alpha \times \{|O\} \in sO(OI)\},$$

где

α – степень уверенности,

$sO()$ – объектная структура объекта информации.

Степень уверенности может быть представлена как некоторая функция от степеней уверенности в истинности результатов идентификации информационных объектов $uI()$:

$$\alpha = f(|uI(O)|).$$

В свою очередь, информационный объект характеризуется собственным именем, названием и значением своих атрибутов. Следовательно, возможно с определенной степенью уверенности идентифицировать в объекте информации, представленном на естественном языке, конкретный информационный объект по наличию там словоформ, которые можно соотнести с именем, именами и значениями атрибутов информационного объекта:

$$uI(O) \leftarrow \alpha \times \{|L\} \in sL(OI)\},$$

где

$sL(OI)$ – состав лексем объекта информации.

Здесь степень уверенности является функцией от значимости каждой лексемы в идентификации информационного объекта ($z(L)$) и количества вхождений лексемы (n) в текст объекта информации:

$$\alpha = f(|z(L) \times n|)$$

$z(L)$ представляется в виде матрицы размером $a \times b$, в которой число строк a определяется следующим образом:

$$a = \sum_{i=1}^N k(L_i),$$

где

N – количество значимых для идентификации информационных объектов лексем,

$k(L_i)$ – количество информационных объектов, для которых лексема L_i является значимой.

Количество столбцов матрицы $b = 4$. Первый столбец матрицы содержит лексемы (L), второй – имена информационных объектов (NO), третий – уровень значимости лексемы при идентификации информационного объекта (uL), четвертый – коэффициент приращения уровня значимости при каждом повторном нахождении лексемы (ΔuL). Значения uL и ΔuL определяется экспертным способом.

На основании выше изложенного, система идентификации сценариев в МАСОУ должна содержать три основных блока (рис. 1): блок выделения лексем, блок идентификации информационных объектов и блок идентификации сценариев.

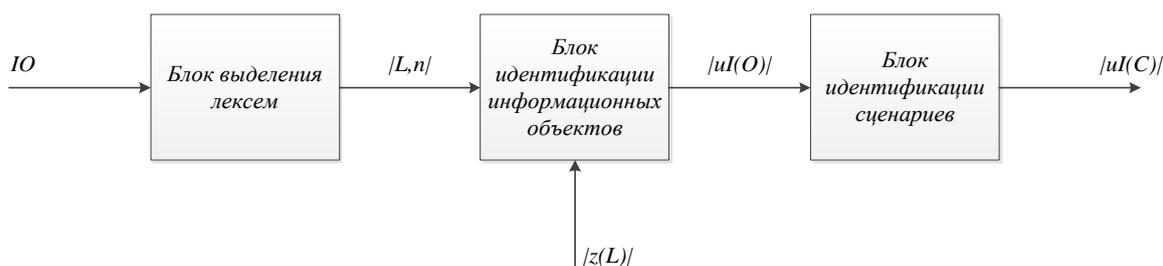


Рис. 1. Общая структурная схема системы идентификации сценариев в МАСОУ

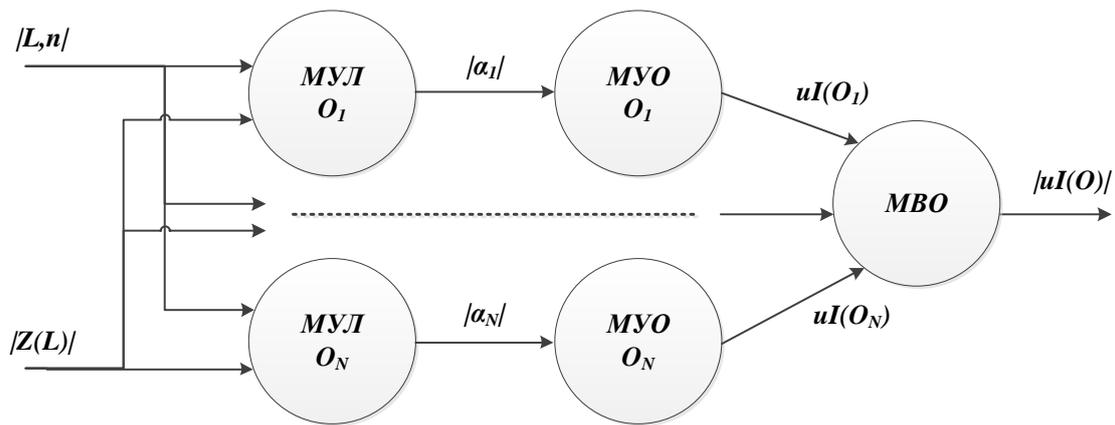


Рис. 2. Структурная схема блока идентификации информационных объектов

Задача выделения лексем в тестах является в настоящее время хорошо изученной, существует множество готовых алгоритмов, которые можно использовать и в нашем случае.

В структуре блока идентификации информационных объектов (рис. 2) определены два типовых модуля: модуль вычисления степени уверенности в значимости лексем (МУЛ) и модуль вычисления степени уверенности в истинности идентификации информационных объектов (МУО), а также общий модуль формирования выходной матрицы результатов идентификации информационных объектов (МВО).

МУЛ формирует матрицу степеней уверенности в значимости определенных лексем в идентификации конкретного информационного объекта. Алгоритм работы модуля содержит следующие этапы:

1. Формирование матрицы $|z(L)|^0$ путем выбора строк из матрицы $|z(L)|$, в которых значения в столбце NO соответствуют имени идентифицируемого информационного объекта.

2. Формирование матрицы $|L, n|^0$ путем выбора строк из матрицы $|L, n|$, в которых значения столбца L входят во множество значений столбца L матрицы $|z(L)|^0$.

3. Формирование матрицы степеней уверенности в значимости определенных лексем в идентификации конкретного информационного объекта $|\alpha|$. Матрица состоит из двух столбцов. Значения первого столбца соответствуют значениям первого столбца матрицы $|L, n|^0$. Значения второго столбца для каждой строки матрицы вычисляются следующим образом:

- выбираются строки из матриц $|L, n|^0$ и $|z(L)|^0$, значения столбцов L которых соответствуют значению столбца L определяемой строки матрицы;

- вычисляется значение степени уверенности значимости лексемы в идентификации информационного объекта:

$$\alpha^L = uL + n \times \Delta uL,$$

которое и определяется в качестве значения второго столбца матрицы $|\alpha|$.

МУО определяется в виде нейро-нечеткой пяти-слойной сети прямого распространения сигнала (рис. 4).

Сеть реализует систему нечеткого вывода типа Сугено нулевого порядка, на входе имеет матрицу $|\alpha|$. Выход сети – степень уверенности в истинности результатов идентификации информационного объекта $uI(O)$.

Слой 1 определяет нечеткие термы входных параметров. Выходы узлов этого слоя представляют собой значения функции принадлежности при конкретных значениях входов. Каждый узел слоя является адаптивным с функцией принадлежности $\mu_{A_{ij}}(\alpha^{Lj})$, где A_{ij} – нечеткий терм, применяемый для лингвистической оценки переменной α^{Lj} , состоящий из набора {«Информационный объект присутствует», «Информационный объект скорее присутствует», «Информационный объект скорее отсутствует», «Информационный объект отсутствует»}. Функция принадлежности определяется на основании экспертной оценки.

Слой 2 определяет посылки нечетких правил. Данный слой – неадаптивный. Выполняет нечеткую логическую операцию «и» на параметрах посылок правила. Выходами нейронов этого слоя являются степени истинности посылок каждого из двух правил базы знаний системы («Правило идентификации информационного объекта» и «Правило исключения идентификации информационного объекта»):

$$w_1 = \min|\mu_{A_{11}}(\alpha^{L1}), \dots, \mu_{A_{1N}}(\alpha^{LN}), \mu_{A_{21}}(\alpha^{L1}), \dots, \mu_{A_{2N}}(\alpha^{LN}), \mu_{A_{31}}(\alpha^{L1}), \dots, \mu_{A_{3N}}(\alpha^{LN})|$$

$$w_2 = \min|\mu_{A_{21}}(\alpha^{L1}), \dots, \mu_{A_{2N}}(\alpha^{LN}), \mu_{A_{31}}(\alpha^{L1}), \dots, \mu_{A_{3N}}(\alpha^{LN}), \mu_{A_{41}}(\alpha^{L1}), \dots, \mu_{A_{4N}}(\alpha^{LN})|.$$

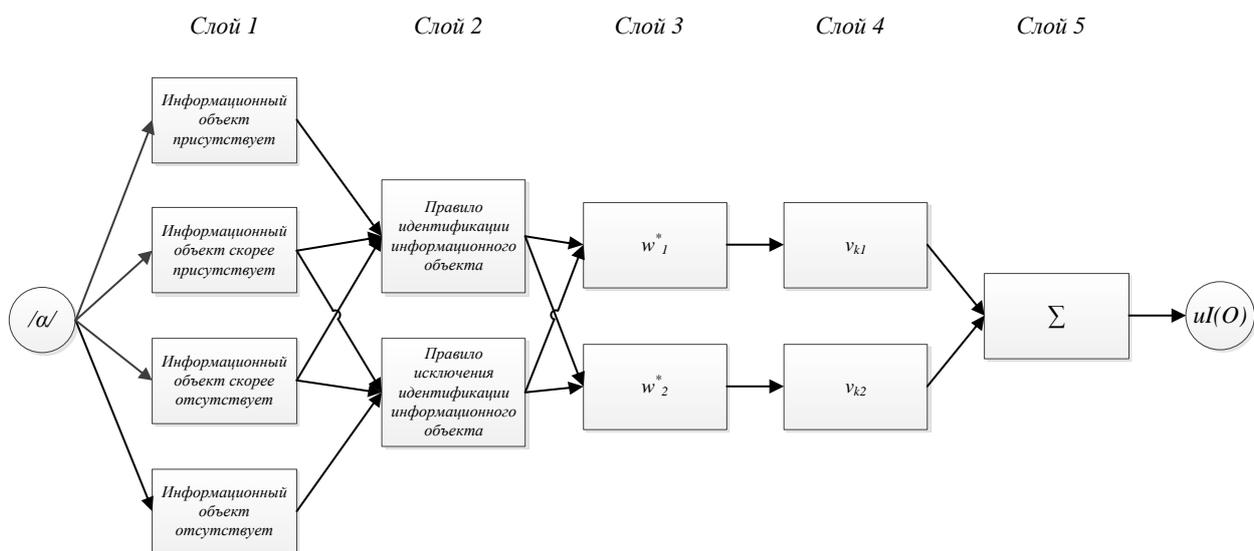


Рис. 3. Система нечеткого логического вывода для вычисления степени уверенности в значимости лексем

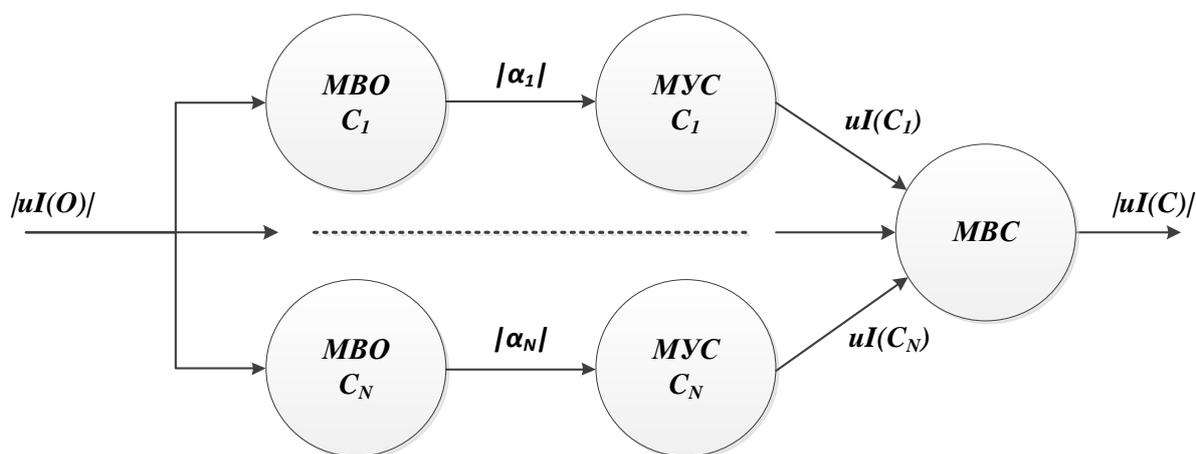


Рис. 4. Структурная схема блока идентификации сценариев

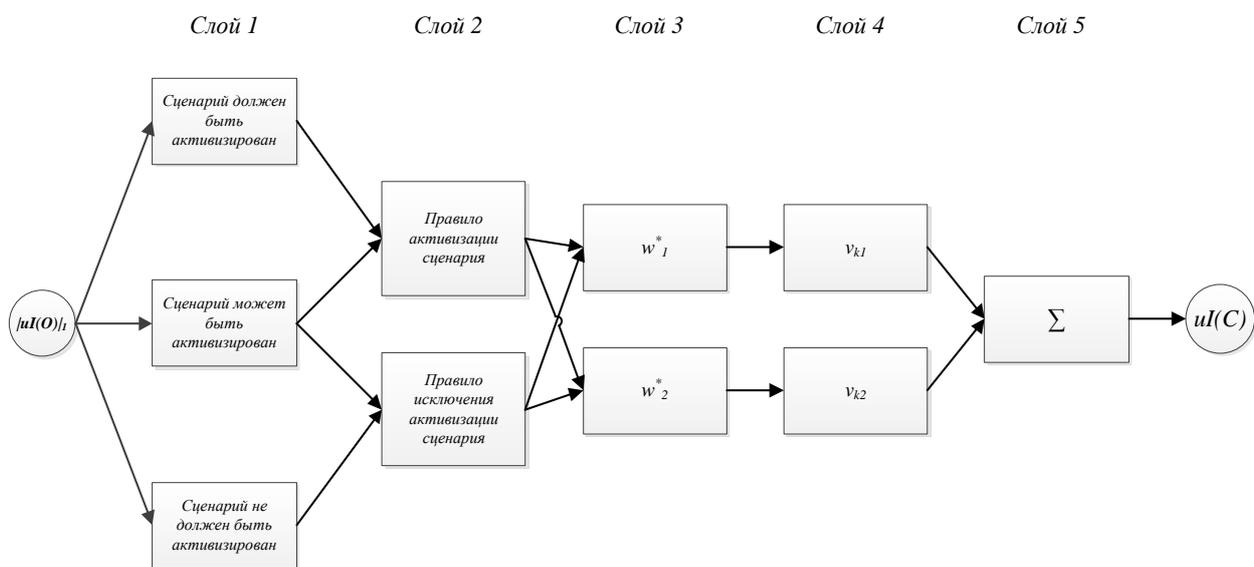


Рис. 5. Система нечеткого логического вывода для вычисления степени уверенности в идентификации сценариев

Каждый узел адаптивного слоя 3 рассчитывает относительную степень выполнения нечеткого правила:

$$w_1^* = \frac{w_1}{w_1 + w_2},$$

$$w_2^* = \frac{w_2}{w_1 + w_2}.$$

Четкие числа v_{k1} и v_{k2} , задающие заключения каждого правила, рассматриваются как нечеткие множества с синглтонной функцией принадлежности. Адаптивные узлы четвертого слоя рассчитывают вклад каждого нечеткого правила в выход сети по формулам:

$$A_1^L = w_1^* \cdot v_{k1},$$

$$A_2^L = w_2^* \cdot v_{k2}.$$

Единственный узел слоя 5 суммирует вклады всех правил:

$$ul(O) = A_1^L + A_2^L.$$

МВО формирует строки матрицы $|ul(O)|$, состоящей из двух столбцов, путем записи в первый столбец имени соответствующего информационного объекта NO , а во второй степени уверенности в его идентификации $ul(O)$.

Блок идентификации сценариев состоит из двух типовых модулей: модуля выбора информационных объектов для идентификации сценария (МВО) и модуля вычисления степени уверенности в идентификации сценариев (МУС), а также общего модуля формирования выходной матрицы результатов идентификации сценариев (МВС). Количество типовых модулей каждого вида соответствует количеству сценариев, выполняемых агентом сотрудника. Общая структура блока идентификации сценариев представлена на рис. 4.

МВО осуществляет формирование матрицы $|\alpha|$ фильтрацию значений матрицы $|ul(O)|$, отбирая ее строки, в которых содержится информация об информационных объектах $\{O\}^C$, являющихся значимыми для идентификации соответствующего сценария.

МУС определяется в виде нейро-нечеткой пяти-слойной сети прямого распространения сигнала (рис. 6). Сеть реализует систему нечеткого вывода типа Сугено нулевого порядка, на входе имеет матрицу $|\alpha|$. Выход сети – степень уверенности в истинности результатов идентификации сценария $ul(C)$.

Слой 1 определяет нечеткие термы входных параметров. Выходы узлов этого слоя представляют собой значения функции принадлежности при конкретных значениях входов. Каждый узел слоя является адаптивным с функцией принадлежности $\mu_{A_{ij}}(\alpha^{Oj})$, где A_{ij} – нечеткий терм, применяемый для лингвистической оценки переменной α^{Oj} , состоящий из набора {«Сценарий должен быть активизирован», «Сценарий может быть активизирован», «Сценарий не должен быть активизирован»}. Функция принадлежности определяется на основании экспертной оценки.

Слой 2 определяет послылки нечетких правил. Данный слой – неадаптивный. Выполняет нечеткую

логическую операцию «и» на параметрах посылок правила. Выходами нейронов этого слоя являются степени истинности посылок каждого из двух правил базы знаний системы («Правило активизации сценария» и «Правило исключения активизации сценария»):

$$w_1 = \min[\mu_{A_{11}}(\alpha^{O1}), \dots, \mu_{A_{1N}}(\alpha^{ON}), \mu_{A_{21}}(\alpha^{O1}), \dots, \mu_{A_{2N}}(\alpha^{ON})]$$

$$w_2 = \min[\mu_{A_{31}}(\alpha^{O1}), \dots, \mu_{A_{3N}}(\alpha^{ON}), \mu_{A_{41}}(\alpha^{O1}), \dots, \mu_{A_{4N}}(\alpha^{ON})].$$

Каждый узел адаптивного слоя 3 рассчитывает относительную степень выполнения нечеткого правила:

$$w_1^* = \frac{w_1}{w_1 + w_2},$$

$$w_2^* = \frac{w_2}{w_1 + w_2}.$$

Четкие числа v_{k1} и v_{k2} , задающие заключения каждого правила, рассматриваются как нечеткие множества с синглтонной функцией принадлежности. Адаптивные узлы четвертого слоя рассчитывают вклад каждого нечеткого правила в выход сети по формулам:

$$A_1^C = w_1^* \cdot v_{k1},$$

$$A_2^C = w_2^* \cdot v_{k2}.$$

Единственный узел слоя 5 суммирует вклады всех правил:

$$ul(C) = A_1^C + A_2^C.$$

МВС формирует строки матрицы $|ul(C)|$, состоящей из двух столбцов, путем записи в первый столбец имени соответствующего сценария, а во второй степени уверенности в его идентификации $ul(C)$.

Предложенный подход первичной идентификации возможных сценариев поведения агентов в МАСОУ при его практической реализации позволит обеспечить хорошие показатели оперативности и качества принятия решений и адаптивности системы к изменению среды ее функционирования. Его новизна заключается в использовании нечетких нейронных сетей при формировании поведения агентов в МАСОУ, создаваемых в соответствии с теорией информационных объектов.

Литература

1. Рубцов, С. В. Целевое управление в корпорациях. Управление изменениями / С. В. Рубцов. – Москва: Гардарики, 2001. – 288 с.
2. Теория активных систем: труды междунар. науч.-практ. конф., 19-21 ноября 2001 г.: в 2 т. Т. 1 / общ. ред. В. Н. Бурков, Д. А. Новиков. – Москва, 2001. – 182 с.
3. Швецов, А. Н. Распределенные интеллектуальные информационные системы / А. Н. Швецов, С. А. Яковлев. – Санкт-Петербург: ЛЭТИ, 2003. – 318 с.
4. Швецов, А. Н. Мультиагентная информационная технология решения задач управления и принятия решений в организационных системах / А. Н. Швецов, С. В. Дианов // Вестник Череповецкого государственного университета. – 2015. – № 2. – С. 49–54.
5. Распределенные интеллектуальные информационные системы и среды: монография / А. Н. Швецов, А. А. Суконщиков, Д. В. Кочкин [и др.]. – Курск: Университетская книга, 2017. – 196 с.

A.N. Shvetsov, S.V. Dianov

**USE OF FUZZY NEURAL NETWORKS FOR DETERMINING REACTIVE BEHAVIOR
IN MULTI-AGENT SYSTEMS OF ORGANIZATIONAL MANAGEMENT**

The article deals with the construction of multiagent systems of organizational management, the methodological basis of which is the theory of information objects. The author's approach to the definition of reactive behavior of agents based on the analysis of texts in natural language using fuzzy neural networks is presented.

System of organizational management, multi-agent system, fuzzy neural network.